

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513718

基于动态寻优蚁群算法的移动机器人路径规划

张 彪^{1,2}, 李永强^{1,2}

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080; 2. 黑龙江省复杂智能系统与集成重点实验室 哈尔滨 150080)

摘 要: 路径规划算法是移动机器人研究的关键环节, 蚁群算法正是较为成熟的一种算法, 针对移动机器人路径规划算法所存在的收敛速度慢, 转折点多, 稳定性差等问题, 提出了一种改进的动态寻优蚁群算法 (IDOACO), 并通过 3 种措施进行改进。首先, 设置带有方向指引的启发式信息, 通过角度引导因子增强路径规划的目的性; 其次, 在伪随机状态转移概率中引入障碍排除因子和安全系数, 提高路径的安全性; 然后, 提出多目标评价函数, 平衡路径长度和能源损耗, 实现路径规划的全局优化; 最后, 搭建动态避障调整模块, 实时评估和调整路径, 实现即时动态避障功能。将 IDOACO 算法进行实验对比, 实验结果表明, 在复杂地图环境下, IDOACO 算法相较于现有算法, 平均路径长度提升了约 4.63% 和 11.78%, 收敛速度标准偏差分别提高了 55.21% 和 66.27%, 实验表明 IDOACO 算法生成的最短路径不仅收敛更快, 转弯次数更少, 且具有更高的稳定性和收敛精度, 随后成功验证了动态避障效果, 最后将改进的算法应用于 ROSMASTER-X3 移动机器人, 设置不同的目标点进行实际路径规划, 实验结果表明, 该算法可有效解决移动机器人路径规划中所面临的问题, 具有一定的实际应用价值。

关键词: 蚁群算法; 路径规划; 移动机器人; 启发式机制; 动态避障

中图分类号: TH166 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Path planning of mobile robot based on the dynamic optimization ant colony algorithm

Zhang Biao^{1,2}, Li Yongqiang^{1,2}

(1. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Complex Intelligent System and Integration, Harbin 150080, China)

Abstract: The path planning algorithm is a key component in the research of mobile robots. The ant colony algorithm is indeed a relatively mature algorithm. To address the problems existing in the path planning algorithm of mobile robots, such as slow convergence speed, numerous turning points, and poor stability, an improved dynamic optimization ant colony algorithm (IDOACO) is proposed. First, heuristic information with directional guidance is introduced to enhance the purposefulness of path planning through the angle guidance factor. Secondly, an obstacle exclusion factor and safety factor are incorporated into the pseudo-random state transition probability to improve path safety. Furthermore, a multi-objective evaluation function is proposed to balance the path length and energy consumption to achieve global optimization of path planning. Finally, a dynamic obstacle avoidance adjustment module is formulated to assess and adjust the path in real time, enabling instant dynamic obstacle avoidance functionality. Simulation experiments are implemented to compare the IDOACO algorithm. Compared with the existing algorithms, experimental results show that, in a complex map environment, the IDOACO algorithm improves the average path length by approximately 4.63% and 11.78%, and the standard deviation of the convergence speed is increased by 55.21% and 66.27% respectively. Experiments show that the shortest path generated by the IDOACO algorithm not only converges faster, the number of turns is less, but also has higher stability and convergence accuracy. Then, the dynamic obstacle avoidance effect is successfully verified. Finally, the improved algorithm is applied to the ROSMASTER-X3 mobile robot, and different target points are set for actual path planning. Experimental results show that the algorithm can effectively solve the problems faced by the mobile robot in path planning, and has certain practical application value.

Keywords: ant colony algorithm; path planning; mobile robot; heuristic mechanism; dynamic obstacle avoidance

0 引言

随着人工智能技术以及控制技术的快速发展,移动机器人的路径规划问题成为移动机器人领域的研究热点^[1]。路径规划的目的是让移动机器人在避开障碍物的基础上,规划出从起始位置到目标位置的最佳路径^[2]。目前,诸多学者使用大量优化算法解决路径规划问题,可主要分为经典方法和启发式方法。

路径规划的经典方法主要有 A* 算法^[3]、Dijkstra 算法^[4]、快速随机探索树 (rapidly exploring random trees, RRT) 算法^[5]、概率路线图 (probabilistic road map, PRM) 算法^[6]、人工势场法 (artificial potential field, APF)^[7] 等;启发式方法则主要有粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[8]、遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[9]、灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)^[10]、人工蜂群算法 (artificial bee colony, ABC)^[11]、蚁群算法 (ant colony algorithm, ACO)^[12] 等。

针对移动机器人路径规划中所存在的问题,国内外研究学者给出了不同的解决方案。文献[13-14]改进的 A* 算法可以解决死锁现象并提高搜索节点数量,但也导致算法计算复杂度增加以及效率降低等问题;文献[15]提出了一种可变概率的双向 RRT 算法,引入覆盖率概念并加入转弯角限制,使得规划的路径更短并精度更高,但也同时增加了搜索时间;文献[16-17]均提出了一种融合 APF 算法,分别通过与模拟退火法以及模糊控制相融合,有效解决了陷入局部极值和路径震荡等问题,但文献[16]在高维搜索空间中搜索效率较低,文献[17]尚未应用于动态避障场景;文献[18]将 A* 算法与动态窗口算法 (dynamic window approach, DWA) 相结合,在局部动态避障方面具有较好效果,但在多机编队上需要进一步研究,文献[19]则提出了一种分层平滑优化 A* 算法引导 DWA 的路径规划方法,减少路径冗余点的同时提高了路径平滑度;文献[20-21]则提出了一种两阶段 ACO 算法,可以分为预处理阶段及路径规划阶段,使得算法具有更好的优化效果,但提高了运行时间;文献[22]提出了一种融合 JPS 算法的跳点优化蚁群算法,在最优路径跳点处额外增加信息素,提高了算法的收敛速度,文献[23]提出了一种 ACO-APF 混合算法,用于实现无人潜水车的全局路径规划,但在收敛精度上仍存在陷入局部最优的问题,文献[24]则提出了一种融合滚动窗口法的 RACO (rolling ant colony algorithm) 算法,提出了一种二级安全距离确定规则,用于解决未知运动规则的障碍物避障问题,但在运行结果上存在偶然性误差。

基于上述研究可知,路径规划算法在收敛精度和稳定性等方面仍有不足,也无法实现全局路径规划中的动

态避障。针对此问题,利用 ACO 算法的并行性以及适应性较好等优点,并融入 APF 算法的势场避障,提出了一种动态寻优蚁群算法 (improved dynamic optimization ant colony algorithm, IDOACO)。具体改进措施为:

- 1) 设置方向指引的启发式信息,设置角度引导因子增强目标节点指引性,并引入与当前迭代次数相关联的自适应调整因子,平衡算法收敛速度和全局性能。
- 2) 改进伪随机状态转移规则,添加障碍排除因子,提高路径的安全性。
- 3) 提出多目标评价函数,将路径规划问题转换为多目标优化问题,获得全面的最优路径。
- 4) 设置动态避障模块,实时评估和调整路径,实现即时动态避障功能。

1 地图环境建模

针对全局路径规划问题,常用的地图建模方法有栅格法,拓扑法和自由空间法等,综合考虑环境建模的复杂度以及对障碍物的适应度和有效性,采用栅格法地图建模,在栅格地图建模中,忽略地形高度以及移动机器人移动速度的影响,采用二维栅格法搭建地图环境。其中用 0 代表环境中的可行区域,对应网格白色填充,用 1 代表环境中的障碍物区域,对应网格黑色填充,针对障碍物的不规则形状,采用膨化处理,未全部填充一个网格的障碍物部分用完整网格表示。

图 1 中,白色网格和黑色网格分别表示自由区域和障碍物区域,每个栅格位置简化为网格的中心坐标,每个网格由序列号和坐标表示,坐标和序列号的转换如式(1)所示。

$$\begin{cases} x_i = c \times (\text{mod}(i, N_x) - 0.5) \\ y_i = c \times \left(N_y + 0.5 - \text{ceil}\left(\frac{i}{N_y}\right) \right) \end{cases} \quad (1)$$

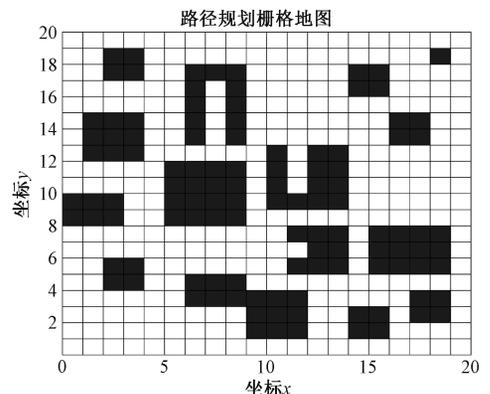


图1 移动机器人栅格地图

Fig. 1 Grid map of the mobile robot

式中: mod 为取余运算; ceil 为向上取整运算; (x_i, y_i) 为第 i 网格的坐标; c 为栅格的边长; i 为网格的序号。

2 传统 ACO 算法

蚁群算法是智能群体启发式算法,模仿自然界蚂蚁觅食过程,该过程中蚂蚁会产生信息素,并在路径上累积,扩散以及挥发,后面的蚂蚁则会根据信息素的浓度,以及每条路径的启发式信息,以一定概率选择探索新路径或者走之前蚂蚁所走的路径,逐步实现最佳的觅食路径。

在蚂蚁的觅食过程中,路径选择受到信息素浓度以及启发式信息影响,在 t 时刻蚂蚁 k 处于节点 i ,根据状态转移概率,选择下一个移动到的节点 j ,路径转移概率如式(2)所示。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in C} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in C \\ 0, & j \notin C \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为当前时刻节点 i 到可到达的下一节点 j 之间的信息素浓度; α 与 β 为重要因子; $j \in C$ 表示蚂蚁 k 于当前位置处可到达的网格集合; $\eta_{ij}(t)$ 为当前时刻节点 i 到可到达的下一节点 j 之间的启发式信息值,其计算方式如式(3)所示。

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (3)$$

式中: d_{ij} 为当前时刻节点 i 到可到达的下一节点 j 之间的欧氏距离。

蚂蚁在完成一次觅食行为之后,会将信息素残留于该路径上,信息素于此累积,挥发,因此路径长度越短,信息素浓度越高,越有利于后面的蚂蚁选择此道路,形成正反馈机制,信息素的更新以及挥发如式(4)和(5)所示。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过该路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: ρ 为信息素挥发因子; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为当前时刻第 k 只蚂蚁在该路径上残留的信息素; Q 为信息素浓度值; L_k 为当前时刻第 k 只蚂蚁所走过的路径长度。

3 融合的动态寻优蚁群算法

3.1 改进蚁群算法

1) 具有方向指引的启发式信息机制

在启发式信息中增加下一节点与目标节点间距离,利用权重因子平衡当前节点与下一节点间距离和下一节

点与目标节点间距离,从而增强全局性能;设置角度引导因子增强目标节点的指引性,并引入与当前迭代次数相关联的自适应调整因子,平衡算法的收敛速度。所改进的启发式信息函数如式(6)所示。

$$\eta_{ij} = \delta_1 \times \delta_2 \left(\frac{1}{\sigma_1 d_{ij} + \sigma_2 d_{jg}} \right) \quad (6)$$

式中: d_{ij} 为当前节点与下一节点间距离; d_{jg} 为下一节点与目标点间距离; σ_1 与 σ_2 为权重因子; $\sigma_1 + \sigma_2 = 1$, δ_1 为与迭代次数相关联的自适应调整因子, δ_2 为角度引导因子。式(6)中 δ_1 的计算如式(7)所示。

$$\delta_1 = \exp\left(-2\left(\frac{N}{N_{\max}}\right)^2\right) \quad (7)$$

式中: N 为当前迭代次数; N_{\max} 为最大迭代次数。算法前期,自适应调整因子 δ_1 值较大,引导算法加快收敛;随着迭代次数增加, δ_1 不断减小,使其在算法后期弱化启发式信息的作用,增强算法的全局收敛能力。式(6)中 δ_2 的计算如式(8)所示。

$$\delta_2 = \exp\left(-0.5\left(\frac{\theta}{\pi}\right)^2\right) \quad (8)$$

其中 θ 的计算公式如式(9)所示。

$$\theta = \arccos\left(\frac{\mathbf{v}_{sg} \cdot \boldsymbol{\omega}_{jg}}{\|\mathbf{v}_{sg}\| \|\boldsymbol{\omega}_{jg}\|}\right) \quad (9)$$

其中, \mathbf{v}_{sg} 为起点指向目标节点的向量, $\boldsymbol{\omega}_{jg}$ 为下一节点指向目标节点的向量。

在传统 ACO 算法中,处于当前节点位置时,如果周围没有障碍物,则总共有 8 个可移动方位,在计算转移概率时则需要计算 8 个方位的概率值,在增加计算时间的同时,导致路径冗余以及出现回溯现象,针对此问题,增加惩罚机制,对 8 个可移动方位给予不同的权重因子,将起点到终点的向量设置为基向量,可选下一节点指向目标节点的向量为评判向量,根据向量角度对其惩罚,两个向量间角度越小,所规划的路线越接近理想路线,从而增强引导效果,加快算法的收敛速度。

如图 2 所示,为角度引导因子示意图,利用当前节点 $i(x_i, y_i)$ 与可选下一节点 $j(x_j, y_j)$ 角度差增强算法的引导效果。

2) 改进伪随机状态转移规则

针对移动机器人路径规划问题,为了获得更加高效安全的路径,提高路径搜索效率,在传统蚁群算法伪随机状态转移概率中引入障碍排除因子和安全系数,增强所规划的路径的合理性与可行性,改进后的伪随机状态转移概率如式(10)所示。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta [\xi_{ib}(t)] [s_j(t)]}{\sum_{s \in C} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta [\xi_{ib}(t)] [s_j(t)]}, & j \in C \\ 0, & j \notin C \end{cases} \quad (10)$$

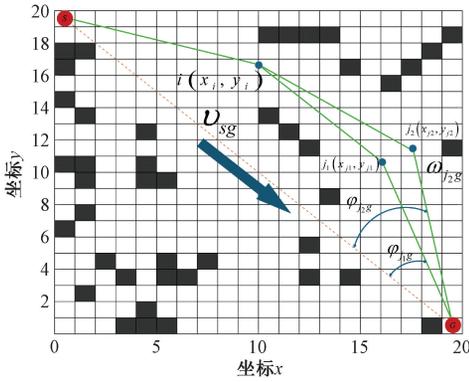


图2 角度引导因子示意图

Fig. 2 Diagram of the angular guidance factor

式中: $\xi_{ib}(t)$ 是障碍排除因子,取值范围为 $[0 - 1]$,具体计算如式(11)所示; $s_j(t)$ 为安全系数,具体计算如式(12)所示。

$$\xi_{ib}(t) = \begin{cases} 0, & d_{ib} < R_s \\ \frac{R_s}{d_{ib}}, & R_s < d_{ib} < 2R_s \\ 1, & d_{ib} > 2R_s \end{cases} \quad (11)$$

式中: d_{ib} 是当前节点与最近障碍物间距离; R_s 为移动机器人避开障碍物的最小半径,与其自身尺寸相关。

$$s_j(t) = \begin{cases} 1, & N_{jrisk} = 0 \\ \frac{1}{N_{jrisk}}, & N_{jrisk} > 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: N_{jrisk} 为可选下一节点在 $2R_s$ 内障碍物数量。

3) 引入多目标评价函数

传统蚁群算法中,只将路径长度作为信息素更新的唯一标准,这可能导致算法在某些方面表现出色,但其他方面表现不佳,因此将路径规划问题转换为多目标评价系统,引入多目标评价价值,包括路径长度和能源损耗,提升整体路径质量。

(1) 路径长度

路径长度直接影响到机器人的任务完成时间,在每一次迭代中蚂蚁所走过的路径长度计算如式(13)所示。

$$S(p) = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (13)$$

式中: n 为路径上的网格数; (x_i, y_i) 为当前节点坐标; (x_{i+1}, y_{i+1}) 为下一节点坐标。

(2) 能源损耗

转弯次数以及转弯角度是能源损耗的主要影响因素,转弯次数以及转弯角度在直接影响路径平滑性的同时,也直接影响能量的消耗,频繁的转弯需要更多的能量来改变方向和速度,从而降低电池供电设备(如机器人和无人机)

的续航时间,因此优化转弯次数和角度能够显著提高工作效率和任务完成能力,具体计算公式如式(14)所示。

$$E(p) = \mathcal{G}_1 \times \sum_{i=2}^{n-1} \alpha(l_{i-1}, l_i) + \mathcal{G}_2 \times N_{turn} \quad (14)$$

式中: \mathcal{G}_1 和 \mathcal{G}_2 为转弯角度和转弯次数的权重因子, $\mathcal{G}_1 + \mathcal{G}_2 = 1$; N_{turn} 为转弯次数; $\alpha(l_{i-1}, l_i)$ 为线段 l_{i-1} 和线段 l_i 间夹角。

引入转弯角度检测阈值,如图3所示。

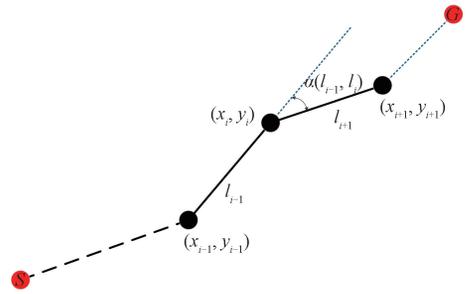


图3 转弯角度示意图

Fig. 3 Diagram of turning angle

在当前迭代中,如果蚂蚁顺利到达终点,则对路径上的每个转角进行角度计算,当转角超过角度检测阈值时,则认为路径不平滑,发生了急剧转弯与实际运动情况不符,如果此时检测节点为 i ,则对路径 l_{i-1} 段和路径 l_i 段进行惩罚,在该路段中增加转弯角度权重,使其最终选择的路径尽量避免急剧转弯,转弯角度检测阈值设置为 75° ,具体计算如式(15)所示。

$$\alpha(l_{i-1}, l_i) = \left| \begin{matrix} \arctan\left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}\right) \\ - \arctan\left(\frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}}\right) \end{matrix} \right| \times \frac{180}{4a\pi} \quad (15)$$

多目标评价价值为路径长度指标与能源损耗指标所构成的权重组合,具体公式如式(16)所示。

$$J(p) = k_L \times S(p) + k_E \times E(p) \quad (16)$$

式中: k_L 为路径长度指标的权重系数; k_E 为能源损耗指标的权重系数, $k_L + k_E = 1$ 。

3.2 动态避障调整模块

引入 APF 算法势场函数实现局部路径规划动态避障,针对该算法存在着目标不可达以及陷入局部震荡等问题,对势场函数进行改进,同时提出一种速度势场函数,用于处理环境中突发的障碍物和动态变化。

1) 动态调整斥力势场函数

针对陷入停滞和来回振荡以及目标不可达问题,将机器人与目标点间距离引入斥力计算公式,使得当机器人与目标点接近时,引力减小的同时斥力也会相应逐渐减小,具体公式如式(17)所示。

$$\begin{cases} F_{req1} = K_1 \left(\frac{1}{\rho(q, q_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \times \frac{\partial(\rho(q, q_0))^n}{\partial \rho_q} \\ F_{req2} = -\frac{1}{2} K_2 \left(\frac{1}{\rho(q, q_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \times \frac{\partial(\rho(q, q_s))^n}{\partial \rho_q} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\rho(q, q_0)$ 为当前位置与障碍物间距离; ρ_0 为障碍物斥力势场作用范围; $\rho(q, q_s)$ 为当前节点与重点间距离; K_1 为斥力势场常量系数; F_{req1} 为障碍物指向机器人的斥力; F_{req2} 为被控对象指向目标点的斥力; K_2 为动态变化系数。当机器人远离目标点时, 增加目标点的引导作用, 使得斥力的合力方向趋近于引力方向, 驱动机器人沿最短路径移动, 当机器人离目标点较近时, 减小目标点斥力作用, 避免目标不可达, 其计算公式如式(18)所示。

$$K_2 = e^{-\varepsilon \sqrt{(x_i - x_g)^2 + (y_i - y_g)^2}} \quad (18)$$

式中: ε 为常数, 用于调整衰减速度; (x_i, y_i) 为当前节点坐标; (x_g, y_g) 为终点坐标。

2) 速度势场函数

针对动态避障问题引入速度势场函数, 利用机器人与动态障碍物的相对速度实现动态的路径规划, 当机器人与动态障碍物距离小于一定阈值, 并且相对速度非负时, 此时表明机器人与动态障碍物有碰撞风险, 机器人将对即将接近的动态障碍物做出响应, 规避风险。具体的速度势场计算如式(19)所示。

$$U_{rev} = \begin{cases} \eta_v \times |\mathbf{V} - \mathbf{V}_{abs} \sin(\theta)|, & p(t) < p_0 \cap \mathbf{V}_R \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

式中: η_v 为相对速度差异影响因子, 用于表示机器人与动态障碍物之间的速度差异重要程度; \mathbf{V}_{abs} 为动态障碍物的移动速度; \mathbf{V} 为机器人移动速度; θ 为机器人移动方向与机器人到动态障碍物的连线之间的夹角, 当角度增大时, 表明机器人与动态障碍物间碰撞趋势增大, 因此增大斥力避免碰撞; $p(t)$ 为当前时刻机器人与动态障碍物间距离; p_0 为动态障碍物检测范围, 当机器人与动态障碍物间距离超过此距离时, 斥力势场函数不会被激活; \mathbf{V}_R 是机器人与动态障碍物的相对速度, 当相对速度非负时, 表明机器人向动态障碍物靠近, 此时激活速度势场避免碰撞。

3.3 动态寻优蚁群算法

将改进的ACO算法与动态避障调整模块相结合实现全局路径规划, 提出了一种改进的动态寻优蚁群算法(IDOACO), 由ACO算法实现探索和优化路径, 当检测到动态障碍物时, 调用动态避障调整模块实现突发障碍物和动态变化处理。IDOACO算法的路径规划流程图如图4所示, IDOACO算法的路径规划的伪代码如算法1所示。

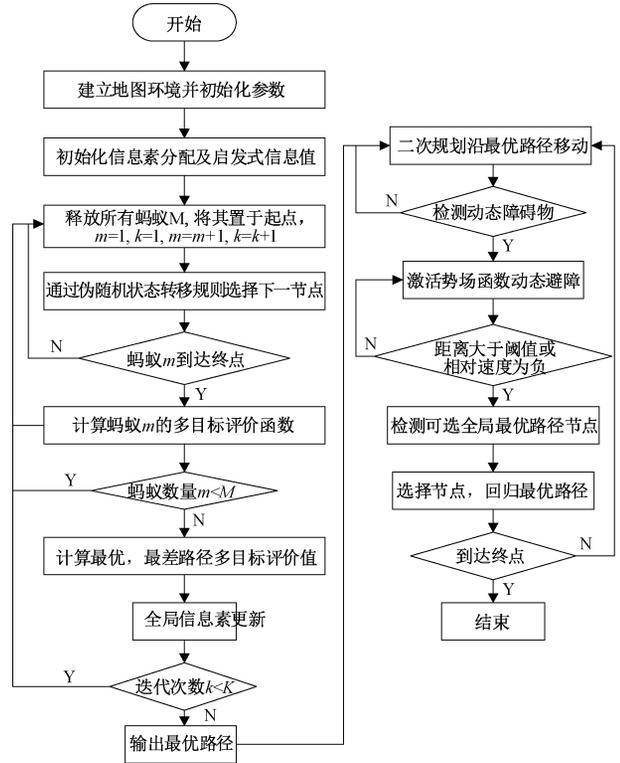


图4 IDOACO 算法流程

Fig. 4 Flow chart of the IDOACO algorithm

算法1: IDOACO 算法伪代码

- 1: 栅格地图建模;
- 2: 输入: 初始化启发式信息矩阵、信息素浓度;
- 3: **For** $i = 1$ to N **do**
- 4: **For** $j = 1$ to N **do**
- 5: $d_{ij}, d_{jg}, x_i, x_j, y_i, y_j$
- 6: $\eta_{ij}, \tau_{ij} \leftarrow$ 启发式信息, 信息素计算
- 7: **End for**
- 8: **End for**
- 9: **For** $k = 1$ to K **do**
- 10: 更新启发式信息
- 11: **For** $m = 1$ to M **do**
- 12: $q_0 \leftarrow$ 伪随机状态转移概率阈值
- 13: $p_{ij}(t) \leftarrow$ 状态转移概率, 节点选择
- 14: $ROUTES\{k, m\} \leftarrow$ 记录路径节点
- 15: **If** path(end) = G **then**;
- 16: $\min J(P) \leftarrow$ 计算多目标评价
- 17: **Else** $\min J(P) = \text{Inf}$ ← 赋予较大值
- 18: **End if**
- 19: $J_{best}(P) \leftarrow$ 最优多目标评价
- 20: $J_{worst}(P) \leftarrow$ 最差多目标评价

```

21:    $\rho \leftarrow$  更新信息素挥发因子
22:    $\tau_{ij} \leftarrow$  更新信息素
23:   输出最优路径
24:   End for
25: End for
26: For  $j = 1$  to  $N - 1$  do
27:   计算斥力单位方向向量、相对速度模长、相对距离
28:   计算与目标位置单位方向向量、速度向量
29:   If  $d(j, 1) \geq \rho_0, V_R \geq 0$  then  $\leftarrow$  距离大于阈值, 相对速度非负
30:      $F_{req1} = 0 \leftarrow$  取消激活势场函数
31:   Else
32:     计算斥力及速度势场斥力
33:   End if
34: End for
35: 计算合计及其方向, 动态避障;
36: If  $d(j, 1) \geq \rho_0, V_R \geq 0$  then
37:   检测最优路径节点, 回归路径
38: End if
39: Output: the final path;

```

4 仿真实验与分析

为验证 IDOACO 算法在全局路径规划问题上的实际表现, 本章节将对以下几点进行实验对比分析: 1) 主要参数选择, 包含重要因子、权重因子及多目标评价值的权重系数。2) 20×20 及 30×30 栅格地图下算法仿真实验对比, 动态避障仿真实验对比。3) Gmapping 建立地图模型, 使用 ROSMASTER 移动机器人实际路径规划。所有算法均在 Matlab2022b 进行编写, 计算机操作系统为 Windows11 (64 bit), 处理器为 Corei5-12450H, 内存为 16 GB; 移动机器人型号为 ROSMASTER-X3 型麦克纳姆轮 ROS 机器人。

4.1 主要参数选择

蚁群算法的性能受多个参数的影响, 这些参数是紧密耦合的, 目前尚未有完善的理论分析方法来确定最佳组合参数, 目前常用的方法是基于实验进行多次验证。

在蚁群算法路径规划中, 信息素和启发式信息是决定算法路径选择的两个主要因素, 如图 5 所示, 参数的取值不同对多目标评价值具有较大的波动影响 ($k_l = 0.7$, $k_e = 0.3$), 因此将对信息素重要因子 α 、启发式信息重要因子 β 以及启发式信息权重因子 σ_1 、 σ_2 进行验证。

为便于分析单个参数对算法性能的影响, 设置参数的默认值为 $\alpha = 2, \beta = 7, \sigma_1 = 0.7, \sigma_2 = 0.3$, 每次模拟实

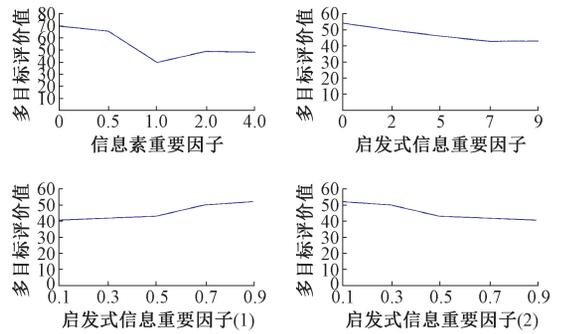


图5 主要参数对多目标评价值的影响

Fig. 5 The influence of the main parameters on the multi-objective evaluation value

验中只改变其中一个参数, 而其他参数保持为默认值, 为避免偶然性误差, 对每一组选定的参数组合进行 10 次仿真, 对算法结果的均值进行比较, 各组的实验结果如表 1 所示。

表1 主要参数优化实验结果

Table 1 Experimental results of main parameter optimization

参数	点1	点2	点3	点4	点5
α	0.00	0.50	1.00	2.00	4.00
$S(p)_{main}$	38.04	38.38	30.38	36.97	31.56
$E(p)_{main}$	143.10	129	61.20	76.50	86.70
β	0.00	2.00	5.00	7.00	9.00
$S(p)_{main}$	36.97	32.38	31.56	30.97	31.56
$E(p)_{main}$	93.90	90.40	79.80	70.40	69.70
σ_1	0.10	0.30	0.50	0.70	0.90
$S(p)_{main}$	31.80	31.56	32.94	35.73	36.83
$E(p)_{main}$	61.50	66.30	66.70	83.40	87.60
σ_2	0.10	0.30	0.50	0.70	0.90
$S(p)_{main}$	36.83	35.73	32.94	31.56	31.80
$E(p)_{main}$	87.60	83.40	66.70	66.30	61.50

由表 1 中可知, 控制其他参数为默认值时, 参数 α 、 β 、 σ_1 、 σ_2 取值分别为 1、7、0.1、0.9 时路径长度以及能源损耗取得最佳结果。

进一步的, 选取最优重要因子及权重因子, 对多目标评价函数的权重系数进行确定, 首先将其中一个权重系数设置为 1, 另一个为 0, 分别计算单独作用时最优路径长度和最低能源损耗, 如表 2 所示。

$S(p)$ 、 $E(p)$ 具有不同的数量级, 为平衡单目标函数的影响, 需通过权重系数对其标准化, 具体措施为: 根据路径长度的数量级用于确定能源损耗的权重系数, 例如

令 $k_L = 1$, 能源损耗权重系数计算为 $k_E = \frac{S(p)_{\min}}{E(p)_{\min}}$, 则此时所取得具体的权重系数为 $k_E = 0.5, k_L = 1$, 从而使得两者处于同一数量级, 实现综合的最优路径, 在不同地图环境中, 权重系数应取不同取值, 具体应根据地图大小进行动态调整。

表 2 多目标评价权重系数

Table 2 Weight coefficients of multi-objective evaluation values

评价目标	参数 1	参数 1	参数 3
k_L	0.00	1.00	1.00
k_E	1.00	0.00	0.50
$S(p)$	30.38	0.00	30.38
$E(p)$	0.00	56.10	28.05

4.2 仿真实验模拟

1) 20×20 栅格地图仿真实验对比

环境地图为 20×20 的栅格地图, 在该地图下将 IDOACO 算法与一般的 ACO 算法以及自适应预警 ACO-APF 算法^[23] 和与滚动窗口法融合的 RACO 算法^[24] 进行仿真对比实验, 对比算法的参数均采用论文中所给出的最优解, 其中, ACO-APF 算法的特有参数设置为: 最大信息素挥发因子为 0.8、最小信息素挥发因子 0.3、信息素启发因子为 1、期望启发因子为 6; RACO 算法的特有参数设置为: 信息素放大系数为 1.2、信息素衰减系数为 0.85; IDOACO 算法具体参数设置为: K 为 100, M 为 50, 信息素、启发式信息重要因子 α, β 分别为 1、7, 启发式信息权重因子 σ_1, σ_2 分别为 0.1、0.9, 多目标评价权重系数 k_L 为 0.7, k_E 为 0.3, 信息素挥发因子 ρ_0 为 0.9。图 6 为 4 种算法规划的路径, 起点为右下角网格, 终点为左上角网格, 图 7 为 4 种算法的收敛曲线, 表 3 为 4 种算法的仿真结果对比。

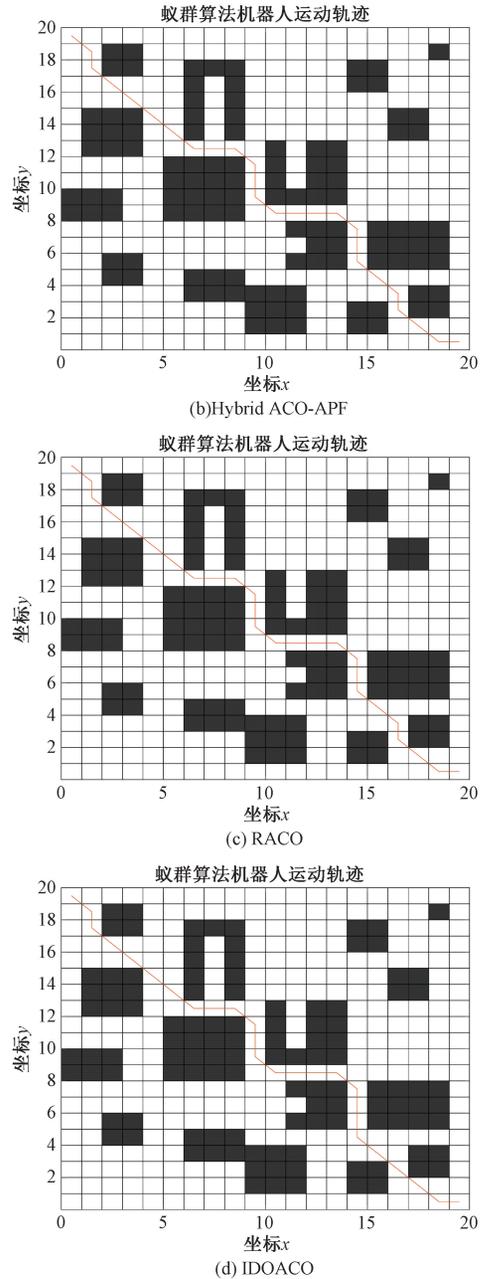
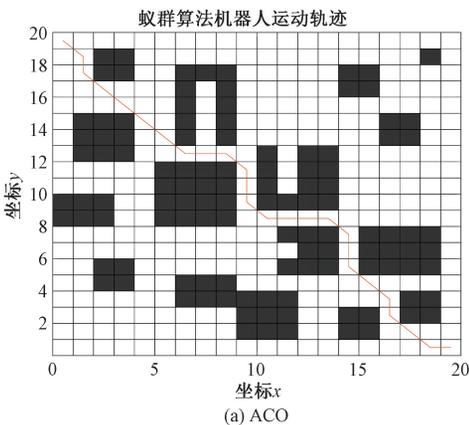


图 6 20×20 环境下 4 种算法的路径规划结果
Fig. 6 Path planning results of four algorithms in a 20×20 environment

由图 6 和 7 可知, 4 种算法在简单地图环境下均可以找到最优路径, 但在算法前期, 基础 ACO 算法以及 RACO 算法易陷入局部最优解, 收敛速度慢, 而 Hybrid ACO-APF 算法与 IDOACO 算法在前期阶段便能找到最优解附近, 并且 10 次运行中, 每次都可以找到最优路径。通过表 3 可以看出 IDOACO 算法在稳定性以及收敛精度上具有明显的优势。



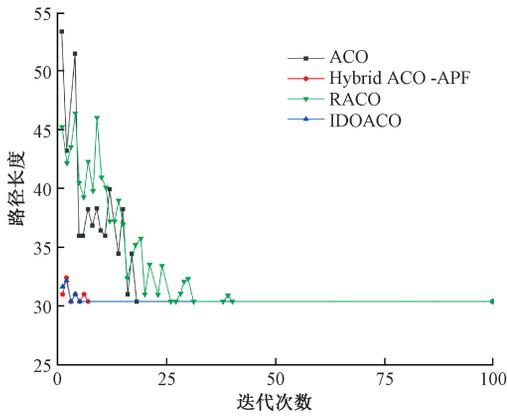


图7 20×20 环境下4种算法的收敛曲线
Fig.7 Convergence curves of four algorithms in a 20×20 environment

表3 20×20 地图下算法仿真实验结果

Table 3 Experimental results of the algorithm simulation on a 20×20 map

算法	路径长度			迭代次数			转角次数
	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	平均值
ACO	30.384 8	32.230 1	2.289 2	42	47.6	5.167 4	13
Hybrid ACO-APF	30.384 8	30.384 8	0	8	8.2	0.421 6	13
RACO	30.384 8	30.823 7	0.728 8	18	18.3	0.480 3	13
IDOACO	30.384 8	30.384 8	0	5	5.1	0.316 2	11

2) 30×30 栅格地图仿真实验对比

为了进一步验证算法的有效性,将地图环境设置为30×30的栅格地图,保持参数不变在该地图下进行4种算法的仿真实验对比,图8为复杂环境下4种算法规划的路径,图9为4种算法的收敛曲线,由图8和9可知,在复杂地图环境下,基础ACO算法无法收敛到最优路径,RACO算法与Hybrid ACO-APF算法早期的全局性能较差,存在较大的盲目搜索,而IDOACO算法在前期通过角度引导因子增强最优路径的引领效果,使其具有较好的搜索方向,收敛更快,并且具有更少的转折点,全局性能更好。

4种算法在复杂环境下的仿真结果对比如表4所示。由表4可知,虽然RACO算法和Hybrid ACO-APF算法均能取得最短路径,但是IDOACO算法相较于这两种

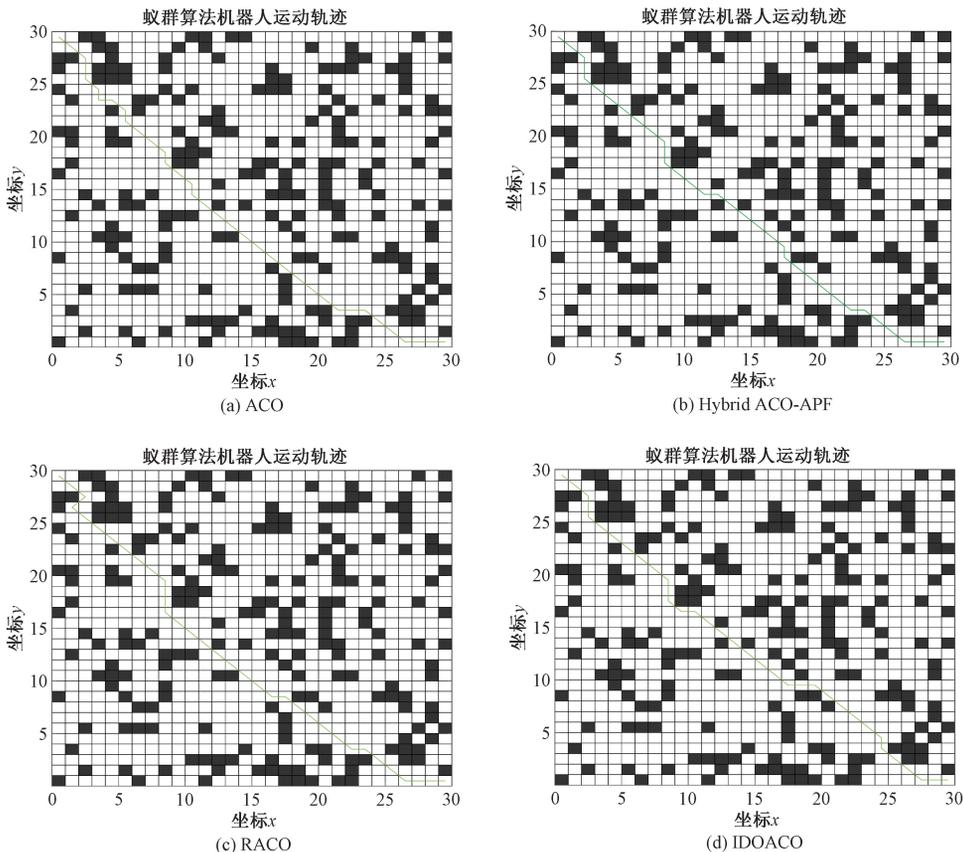


图8 30×30 环境下4种算法的路径规划结果
Fig.8 Path planning results of four algorithms in a 30×30 environment

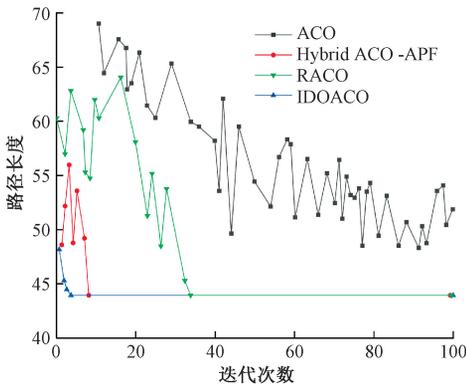


图9 30×30环境下4种算法的收敛曲线

Fig. 9 Convergence curves of four algorithms in a 30×30 environment

表4 30×30地图下算法仿真实验结果

Table 4 Experimental results of the algorithm simulation on a 30×30 map

算法	路径长度			迭代次数			转角次数
	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	平均值
ACO	48.323 2	54.638 7	7.643 2	-	-	-	-
Hybrid ACO-APF	43.926 3	46.506 1	3.078 9	8	9.6	1.837 8	12.7
RACO	43.926 3	50.275 0	5.545 2	33	35.8	2.440 4	12.4
IDOACO	43.926 3	44.351 2	0.828 6	5	5.7	0.823 2	11.2

数设置保持不变,在栅格地图中添加动态障碍物,验证其性能。

首先,检验算法在激活势场函数时,其动态避障性能,设置3个动态障碍物,分别用于模拟相向而行,交叉和同向超越的避让操作,当机器人与动态障碍物距离小于阈值且相对速度为正时,激活势场函数,实施动态避障,首先设置机器人移动的起点为左上角网格,终点为右下角网格,移动障碍物起始位置分别位于 $[2, 5]$ 、 $[14, 13]$ 和 $[19, 14]$,初始速度为 0.3 m/s ,机器人的初始速度为 0.6 m/s ,加速度为 0.1 m/s ,最大速度为 1 m/s ,势场函数的具体参数设置为: K_1 为15, η_e 为20, p_0 为15, ρ_0 为6, ε 为50, d 为0.1。

图10为动态避障下规划的路径,由图10可知,在3种避让操作中,当移动障碍物与机器人间距离小于阈值时,激活速度势场函数,使机器人安全无碰撞的躲避动态障碍物,并成功到达目标,成功验证了动态避障的有效性。

进一步的,在栅格地图中设置移动障碍物,验证IDOACO算法动态避障能力,IDOACO算法参数保持不变,移动障碍物的起始位置为 $[3, 16]$,初始速度为 0.3 m/s 。图11为动态地图中IDOACO算法路径规划,

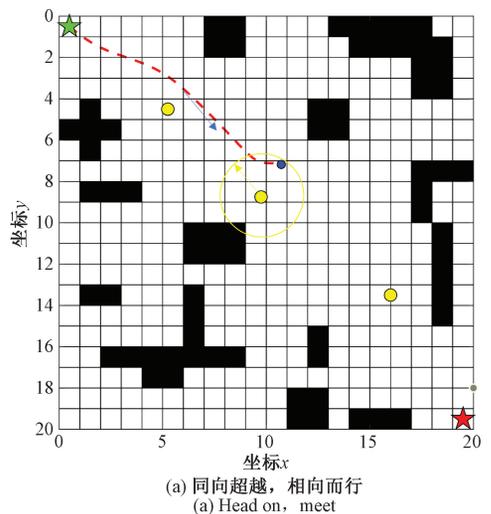
算法在平均路径长度上分别提升了约4.63%和11.78%,这表明IDOACO算法具有更高的稳定性,与此同时,在收敛速度方面,IDOACO算法在标准偏差上则分别提高了55.21%和66.27%,在提高收敛速度的同时,也提高了收敛精度。

综上所述,在复杂程度不同的环境下,IDOACO算法均能找到最优路径,在收敛速度以及路径平滑度等方面也能取得较好效果,并且在独立运行10次之后,算法仍能保持较好的平均路径长度以及标准偏差,具有出色的稳定性以及鲁棒性。

3) 动态避障仿真实验

上述实验结果表明,在复杂程度不同的静态地图环境中,IDOACO算法均能够满足路径规划的全局性能,为验证算法的动态避障能力,保持IDOACO算法相关参

如图11(a)所示,在已知地图信息下,IDOACO算法进行全局路径规划,成功找到最优路径;此时机器人激活动态障碍物检测机制,引领机器人按照最优路径前进,当检测到动态障碍物时,激活势场函数并成功的完成动态避障,之后然后回到最优路径上,继续向目标点移动,如图11(b)所示。充分验证了算法动态避障调整模块的有效性。



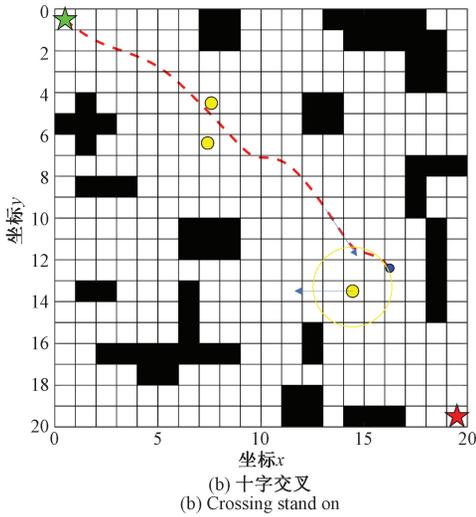


图 10 动态避障路径规划

Fig. 10 Dynamic obstacle avoidance path planning

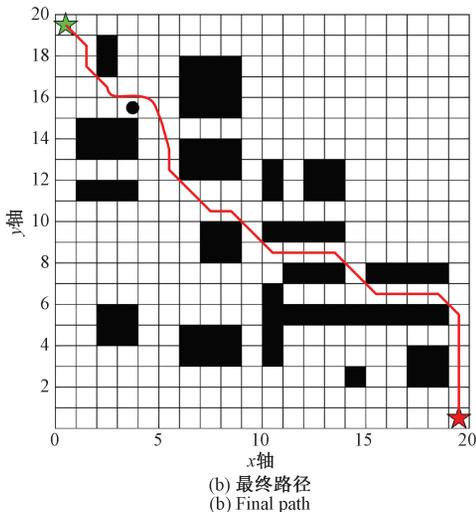
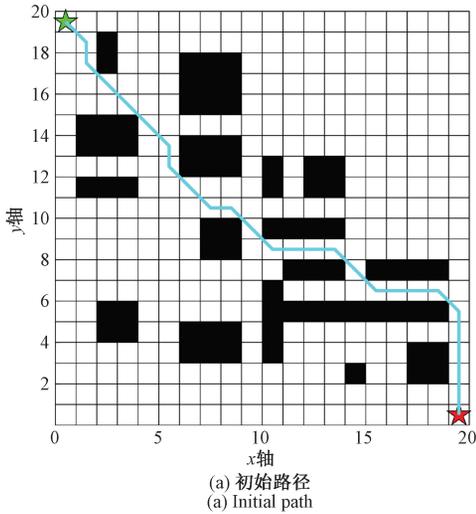


图 11 动态地图中 IDOACO 算法路径规划

Fig. 11 Path planning of the IDOACO algorithm in a dynamic map

4.3 实验验证

为检验算法于实际环境中的可行性,采用 ROSMASTER-X3 麦克纳姆轮 ROS 机器人进行验证,如图 12 所示,在走廊中放置矩形及圆形障碍物,搭建实验场景,之后开启移动机器人终端,首先采用 Gmapping 算法建立地图模型,ros-rviz 可视化,利用岚思 S2 雷达控制移动机器人移动感知障碍物建立地图模型,所建立的地图模型如图 13 所示。



图 12 实验场景

Fig. 12 Experimental scene



图 13 地图模型

Fig. 13 Map model

进一步的保存所建立的地图模型,随后进入 ROS 机器人 navigation 模块下 move_base 中,采用改进的蚁群算法取代全局路径规划器 global_planner,用于实现在建立好的地图模型下的全局路径规划;用搭建的动态避障模块取代局部路径规划器 local_planner,在沿规划好的全局路径移动时,实时检测与障碍物间距离,用于动态调整。再次打开 ros-rviz 可视化,加载所保存的地图,2D Pose Estimate 校准机器人当前位置,最终 2D New Global 确定终点,随后开始导航。

对图 11 搭建的地图环境进行调整,设置 3 种地图环境并设定不同目标点,所规划的 3 条路径如图 14 所示,试验结果表明,所提出的算法能有效地应用于实际场景。

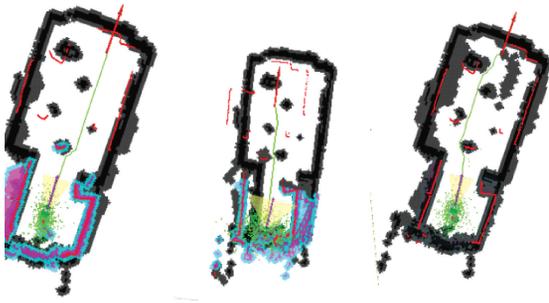


图 14 IDOACO 算法 ROSMASTER-X3 路径规划

Fig. 14 Path Planning of the IDOACO algorithm
ROSMaster-X3

5 结 论

针对移动机器人路径规划算法所存在的收敛速度慢,转折点多,稳定性差等问题,提出了一种改进的动态寻优蚁群算法(IDOACO),首先为增强路径规划的目的性,对启发式信息设置方向指引;其次,为提高所规划路径的安全性,在伪随机状态转移概率中引入障碍排除因子,从而保障移动机器人与障碍物间安全距离;然后,提出多目标评价函数,实现路径规划的全局优化;最后,搭建动态避障调整模块,实时评估调整路径。通过仿真实验与分析,确定算法的最优参数,并在复杂度不同的地图环境下与现存算法对比,由“Best”、“Mean”、“Std”等指标验证算法在收敛速度,转折点和稳定性等问题上的改进效果。

实验结果表明,在复杂地图环境下,所改进的算法与其他算法相比在平均路径长度上提升了约 4.63% 和 11.78%,在收敛速度标准偏差上则分别提高了 55.21% 和 66.27%,并在 ROSMASTER-X3 移动机器人上验证了该算法的实际应用情况,具有一定的实际应用价值。但是该算法也存在着一定的局限性,地图采集上较为繁琐且影响规划的初始路径,这也是需要进一步解决的问题。

参考文献

[1] YAO M, DENG H G, FENG X Y, et al. Improved dynamic windows approach based on energy consumption management and fuzzy logic control for local path planning of mobile robots[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 187: 109767.

[2] MIAO CH W, CHEN G ZH, YAN CH L, et al. Path planning optimization of indoor mobile robot based on adaptive ant colony algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 156: 107230.

[3] 杨国, 吴晓, 肖如奇, 等. 改进 A* 算法的安全高效室内全局路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024,

38(7): 131-142.

YANG G, WU X, XIAO R Q, et al. Improved A* algorithm for secure and efficient indoor global path planning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(7): 131-142.

- [4] MIYOMBO M E, LIU Y K, MULENGA C M, et al. Optimal path planning in a real-world radioactive environment: A comparative study of A-star and Dijkstra algorithms[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2024, 420: 113039.
- [5] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 846-894.
- [6] LI R, ZHAO X CH, ZUO X Q, et al. Memetic algorithm with non-smooth penalty for capacitated arc routing problem[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 220: 106957.
- [7] WU ZH T, DAI J Y, JIANG B P, et al. Robot path planning based on artificial potential field with deterministic annealing[J]. *ISA Transactions*, 2023, 138: 74-87.
- [8] 郝琨, 邓晁硕, 赵璐, 等. 基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(12): 126-135.
- HAO K, DENG CH SH, ZHAO L, et al. Robot path planning based on region search particle swarm optimization[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(12): 126-135.
- [9] GEMEINDER M, GERKE M. GA-based path planning for mobile robot systems employing an active search algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2003, 3(2): 149-158.
- [10] YU X B, JIANG N J, WANG X M, et al. A hybrid algorithm based on grey wolf optimizer and differential evolution for UAV path planning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 215: 119327.
- [11] LI G X, LIU CH, WU L, et al. A mixing algorithm of ACO and ABC for solving path planning of mobile robot[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 148: 110868.
- [12] LIU CH, WU L, XIAO W SH, et al. An improved heuristic mechanism ant colony optimization algorithm for solving path planning[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 271: 110540.
- [13] LI T, WANG Z M. Multi objective optimization scheduling of unmanned warehouse handling robots based on A star algorithm[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2024, 36(13): e8064.
- [14] KABIR R, WATANOB E Y, ISLAM M R, et al.

- Enhanced robot motion block of A-star algorithm for robotic path planning [J]. *Sensors*, 2024, 24(5): 1422.
- [15] WU X G, GUO C, LI Y B. Variable probability based bidirectional RRT algorithm for UAV path planning[C]. The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC), 2014: 2217-2222.
- [16] 纪苏宁, 曹景胜, 刘世江, 等. 基于改进人工势场法的避障路径规划研究[J]. *现代电子技术*, 2025, 48(1): 117-122.
- JI S N, CAO J SH, LIU SH J, et al. Research on path planning and obstacle avoidance method for vehicle based on improved potential field [J]. *Modern Electronics Technique*, 2025, 48(1): 117-122.
- [17] 张国胜, 李彩虹, 张耀玉, 等. 基于改进人工势场法的机器人局部路径规划[J]. *计算机工程*, 2025, 51(1): 88-97.
- ZHANG G SH, LI C H, ZHANG Y Y, et al. Robot local path planning based on improved artificial potential field method[J]. *Computer Engineering*, 2025, 51(1): 88-97.
- [18] 孙岩霆, 王荣杰, 蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(1): 301-310.
- SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning of surface ship by combining A* and dynamic window algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(1): 301-310.
- [19] 朱洪波, 殷宏亮. 分层平滑优化 A* 引导 DWA 用于机器人路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(9): 155-168.
- ZHU H B, YIN H L. Hierarchical smoothing optimization A* -guided DWA for robot path planning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(9): 155-168.
- [20] YANG H, QI J, MIAO Y CH, et al. A new robot navigation algorithm based on a double-layer ant algorithm and trajectory optimization[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 66(11): 8557-8566.
- [21] CHEN X, KONG Y Y, FANG X, et al. A fast two-stage ACO algorithm for robotic path planning [J]. *Neural Computing and Applications*, 2013, 22: 313-319.
- [22] 孙凌宇, 王威, 秦红亮, 等. 跳点优化蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(9): 48-53.
- SUN L Y, WANG W, QIN H L, et al. Mobile robot path planning based on jump point optimization ant colony algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(9): 48-53.
- [23] CHEN Y L, BAI G Q, ZHAN Y, et al. Path planning and obstacle avoiding of the USV based on improved ACO-APF hybrid algorithm with adaptive early-warning[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 40728-40742.
- [24] JIN Q B, TANG CH N, CAI W. Research on dynamic path planning based on the fusion algorithm of improved ant colony optimization and rolling window method[J]. *IEEE Access*, 2021, 10: 28322-28332.

作者简介



张彪(通信作者), 2009年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 2011年于哈尔滨工程大学获得硕士学位, 2020年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学自动化学院副教授, 主要研究方向为船舶运动预测与控制、数字图像处理和深度学习算法方面的研究。

E-mail: zhangbiao@hrbust.edu.cn

Zhang Biao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2009, received his M. Sc. degree from Harbin Engineering University in 2011, and received his Ph. D. degree from Harbin Engineering University in 2020. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include ship motion prediction and control, digital image processing, and deep learning algorithms.



李永强, 2023年于哈尔滨理工大学取得学士学位, 现为哈尔滨理工大学控制工程专业硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人路径规划。

E-mail: 2320510067@stu.hrbust.edu.cn

Li Yongqiang received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2023. He is currently a master student in the Control Engineering at Harbin University of Science and Technology. His main research interest is the path planning for mobile robots.